

ANALISIS FAKTOR-FAKTOR TINGKAT KEMISKINAN DI KABUPATEN WONOSOBO DENGAN PENDEKATAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION*

Maulana Taufan Permana¹, Hasbi Yasin², Agus Rusgiyono³

¹Mahasiswa Jurusan Statistika FSM UNDIP

^{2,3}Staf Pengajar Jurusan Statistika FSM UNDIP

ABSTRAK

Pengentasan kemiskinan merupakan prioritas utama dalam strategi pembangunan di Indonesia, tetapi selama ini penghitungan penduduk miskin dimodelkan sebagai fungsi regresi secara global. Maksudnya, nilai koefisien regresi berlaku untuk semua wilayah geografis. Padahal kenyataannya setiap daerah mempunyai karakteristik yang berbeda-beda sesuai dengan letak geografisnya, oleh karena itu dikembangkan model *Geographically Weighted Regression* (GWR). Model GWR ini digunakan untuk mempertimbangkan unsur geografi atau lokasi sebagai pembobot dalam menaksir parameter modelnya. Dalam model GWR penaksiran parameter modelnya diperoleh dengan menggunakan *Weighted Least Square* (WLS) yaitu dengan memberikan pembobot yang berbeda pada setiap lokasi. Penelitian ini membahas faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat kemiskinan di Kabupaten Wonosobo. Hasil pengujian kesesuaian model menunjukkan bahwa tidak ada pengaruh faktor spasial terhadap tingkat kemiskinan di Kabupaten Wonosobo. Berdasarkan penelitian terdapat 3 variabel yang diduga mempengaruhi tingkat kemiskinan rumah tangga di Kabupaten Wonosobo, yaitu Persentase banyaknya keluarga yang memiliki permukiman kumuh, Persentase banyaknya keluarga penderita gizi buruk dan Persentase banyaknya keluarga yang memiliki lahan pertanian. Variabel-variabel tersebut mempunyai pengaruh yang hampir sama di setiap kecamatan.

Kata Kunci: Kemiskinan, *Geographically Weighted Regression*, *Weighted Least Square*, Wonosobo

ABSTRACT

Poverty reduction is the main priority in development strategies in Indonesia, but during this computation is modeled as a function of the poor global regression. That is, the value of the regression coefficient applies to all geographic regions. In reality each region has different characteristics according to the geographical location, therefore *Geographically Weighted Regression* models are developed (GWR). GWR model is used to consider the element of geography or location as the weighting in estimating the model parameters. In the model GWR model parameter estimation is obtained by using *Weighted Least Square* (WLS) is to give a different weighting at each location. This study discusses the factors that affect the level of poverty in the District Wonosobo. The results of testing the suitability of the model shows that there is no spatial factors influence the level of poverty in the District Wonosobo. Based on research, there are 3 variables thought to affect the level of household poverty in Wonosobo district, percentage of the number of families that have slums, percentage number of families severely malnourished, percentage of the number of families who have agricultural land. These variables have a similar effect in each district.

Keywords: Poverty, *Geographically Weighted Regression*, *Weighted Least Square*, Wonosobo

1. PENDAHULUAN

Masalah kemiskinan merupakan salah satu persoalan mendasar yang menjadi pusat perhatian pemerintah di Negara manapun. Di Indonesia kemiskinan masih menjadi salah satu masalah besar. Pemerintah baik pusat maupun daerah telah berupaya dalam melaksanakan berbagai kebijakan dan program-program penanggulangan kemiskinan namun dirasa masih belum optimal. Salah satu aspek yang menjadi peranan penting dalam penanggulangan kemiskinan tepat sasaran adalah tersedianya data kemiskinan yang akurat dan terpercaya. Pengukuran yang dipercaya dapat menjadi elemen penting dalam pengambilan kebijakan terhadap kondisi hidup orang miskin.

Dalam menentukan suatu wilayah desa tergolong miskin atau tidak, analisis yang digunakan biasanya masih bersifat global, artinya diberlakukan untuk semua lokasi yang diamati. Sementara kenyataannya kondisi lokasi yang satu tidak selalu sama dengan kondisi yang lain, karena kondisi kemiskinan suatu desa sangat mungkin dipengaruhi oleh lokasi pengamatan atau kondisi geografis (*spatial variation*) desa, termasuk posisinya terhadap desa lain di sekitarnya sehingga model penentuan tingkat kemiskinan yang bersifat global tidaklah cocok digunakan karena munculnya heterogenitas spasial. Hal ini akan menyebabkan asumsi kebebasan antar pengamatan dalam analisis regresi sulit terpenuhi.

Brundson dkk. mengembangkan sebuah metode untuk menganalisis data spasial yang kemudian diberi nama *Geographically Weighted Regression* (GWR)^[1]. Pada GWR, parameter regresi diasumsikan bervariasi secara spasial. Melalui GWR akan dapat diketahui variasi spasial dalam nilai duga parameter, sehingga akan dihasilkan nilai parameter untuk setiap titik atau lokasi dimana data tersebut diamati.

Dalam penulisan ini, metode GWR dengan pembobot fungsi *Gaussian* akan diaplikasikan untuk menyelidiki variabel-variabel yang berpengaruh terhadap penentuan tingkat kemiskinan di Kabupaten Wonosobo dengan memperhatikan variasi spasial dalam mengestimasi parameter modelnya.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Kemiskinan

Kemiskinan merupakan persoalan yang sangat mendasar dalam permasalahan kehidupan manusia. Oleh karena itu, banyak ahli dan organisasi mendefinisikan kemiskinan menurut persepsi dan ilmu mereka masing-masing. Kemiskinan merupakan konsekuensi dari suatu struktur masyarakat yang disebabkan oleh beberapa dimensi yaitu dimensi ekonomi, politik dan sosial.

2.2 Regresi Linier

Suatu metode yang sering digunakan untuk menyatakan hubungan antara variabel respon dengan variabel prediktor adalah metode regresi. Model regresi linier untuk p variabel prediktor dan jumlah pengamatan sebanyak n dapat ditulis,

$$y_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i \quad (1)$$

dimana $i = 1, 2, \dots, n$ dan erornya diasumsikan identik, independen dan berdistribusi normal dengan mean nol dan varians konstan.

Metode penaksiran parameter model pada persamaan (1) adalah dengan metode *least square*^[2]. Bentuk penaksir *least square* dari parameter tersebut adalah

$$\hat{\beta} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \quad (2)$$

Dengan:

$\hat{\beta}$: vektor dari parameter yang ditaksir

\mathbf{X} : matrik data berukuran $n \times (p+1)$ dari variabel bebas dimana elemen pada kolom pertama bernilai 1

\mathbf{Y} : vektor observasi dari variabel respon berukuran $(n \times 1)$

Model regresi pada persamaan (1) disebut model regresi global karena model regresi global mengasumsikan hubungan antara variabel respon dengan variabel prediktor adalah tetap, sehingga parameter yang diestimasi nilainya sama untuk semua tempat dimana data tersebut diamati.

Pengujian kesesuaian model secara serentak dilakukan dengan analisis varians dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_1: \text{minimal terdapat satu } \beta_k \neq 0, k = 1, 2, 3, \dots, p$$

Tabel ANOVA yang digunakan adalah

Tabel 1. Analisis Varian Model Regresi

Sumber Variansi	Derajat Kebebasan	Jumlah Kuadrat	Rata-rata Kuadrat	F_{hitung}	F_{tabel}
Regresi	p	JK_R	RK_R	$F = \frac{RK_R}{RK_G}$	$F_{\alpha, p, n-(p+1)}$
Galat	$n-(p+1)$	JK_G	RK_G		
Total	$n-1$	JK_T			

Sumber : [2]

Statistik uji dalam pengujian tersebut adalah $F_{hitung} = \frac{RK_R}{RK_G}$ dengan keputusan H_0 ditolak jika

$$F_{hitung} > F_{tabel} \text{ dimana } F_{tabel} = F_{\alpha, p, n-(p+1)}.$$

Adapun pengujian secara parsial dilakukan untuk mengetahui parameter apa saja yang signifikan terhadap model. Hipotesis dari pengujian ini adalah:

$$H_0 : \beta_j = 0$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0, \text{ dengan } j = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji yang digunakan secara parsial adalah $t = \frac{\hat{\beta}_k}{s(\hat{\beta}_k)}$ [3]. Jika diberikan tingkat

signifikansi sebesar α , maka diambil keputusan dengan menolak H_0 atau dengan kata lain parameter signifikan terhadap model jika $|t_{hitung}| > t_{\alpha/2, df}$ dimana $df = n - (p+1)$.

Untuk menjaga hasil akurasi yang diperoleh, maka perlu dilakukan beberapa tahapan uji asumsi model regresi. Asumsi dalam model regresi antara lain tidak ada autokorelasi antar *error* (independen), varian *error* homogen (identik), dan *error* mengikuti distribusi normal. Selain itu juga perlu diuji asumsi tidak adanya multikolinieritas antar variabel prediktor.

2.3 Geographically Weighted Regression (GWR)

Menurut Fotheringham, dkk. GWR adalah metode statistika yang digunakan untuk menganalisis heterogenitas spasial^[1]. Heterogenitas spasial adalah apabila satu peubah bebas yang sama memberikan respon yang tidak sama pada lokasi yang berbeda dalam satu wilayah penelitian^[4]. Model GWR menghasilkan penaksir parameter model yang bersifat lokal untuk setiap titik atau lokasi dimana data tersebut diamati. Dalam model GWR, variabel respon y ditaksir dengan variabel prediktor yang masing-masing koefisien regresinya tergantung pada lokasi dimana data tersebut diamati.

Model GWR dapat ditulis sebagai berikut:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

dengan

- y_i : nilai observasi variabel respon ke- i
- x_{ik} : nilai observasi variabel prediktor ke- k pada lokasi pengamatan ke- i
- $\beta_0(u_i, v_i)$: konstanta/*intercept* pada pengamatan ke- i
- (u_i, v_i) : menyatakan koordinat letak geografis (*longitude, latitude*) dari lokasi pengamatan ke- i
- $\beta_k(u_i, v_i)$: nilai observasi variabel prediktor ke- k pada lokasi pengamatan ke- i
- ε_i : Error pengamatan ke- i yang diasumsikan identik, independen dan berdistribusi normal dengan mean nol dan varian konstan σ^2

2.3.1 Penaksiran Parameter $\beta(u_i, v_i)$

Metode penaksiran parameter pada model GWR adalah dengan metode *Weighted Least Square* (WLS) yaitu dengan memberikan pembobot yang berbeda untuk setiap lokasi dimana data tersebut dikumpulkan^[1]. Misalkan pembobot untuk setiap lokasi ke- i adalah $w_j(u_i, v_i) j=1, 2, \dots, n$, maka parameter lokasi (u_i, v_i) diestimasi dengan menambahkan unsur pembobot pada persamaan (3) dan kemudian meminimumkan jumlah kuadrat error berikut ini:

$$\sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i) \varepsilon_j^2 = \sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i) (y_j - \beta_0(u_i, v_i) - \beta_1(u_i, v_i) x_{j1} - \beta_2(u_i, v_i) x_{j2} - \dots - \beta_p(u_i, v_i) x_{jp})^2 \quad (4)$$

Atau dalam bentuk matriks jumlah kuadrat residualnya adalah:

$$\boldsymbol{\varepsilon}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{Y}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} - 2\boldsymbol{\beta}^T(u_i, v_i) \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} + \boldsymbol{\beta}^T(u_i, v_i) \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) \quad (5)$$

$$\text{dengan: } \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) = \begin{pmatrix} \beta_0(u_i, v_i) \\ \beta_1(u_i, v_i) \\ \vdots \\ \beta_p(u_i, v_i) \end{pmatrix} \text{ dan } \mathbf{W}(u_i, v_i) = \text{diag}[w_1(u_i, v_i), w_2(u_i, v_i), \dots, w_n(u_i, v_i)]$$

Jika persamaan (5) diturunkan terhadap $\boldsymbol{\beta}^T(u_i, v_i)$ dan hasilnya disamakan dengan nol maka diperoleh estimator model GWR:

$$\begin{aligned}
-2\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} + 2\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \hat{\beta}(u_i, v_i) &= 0 \\
\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \hat{\beta}(u_i, v_i) &= \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} \\
(\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \hat{\beta}(u_i, v_i) &= (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} \\
\hat{\beta}(u_i, v_i) &= (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y}
\end{aligned} \tag{6}$$

Sehingga, bentuk penaksir parameter dari model GWR untuk setiap lokasi^[1] adalah: $\hat{\beta}(u_i, v_i) = (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y}$

2.3.2 Pembobotan Model GWR

Peran pembobot pada model GWR sangat penting karena nilai pembobot ini mewakili letak data observasi satu dengan lainnya. Skema pembobotan pada GWR dapat menggunakan beberapa metode yang berbeda. Ada beberapa literatur yang bisa digunakan untuk menentukan besarnya pembobot untuk masing-masing lokasi yang berbeda pada model GWR, diantaranya dengan menggunakan fungsi kernel (*kernel function*).

Fungsi kernel digunakan untuk mengestimasi parameter dalam model GWR jika fungsi jarak adalah fungsi yang kontinu dan monoton turun^[5]. Pembobot yang terbentuk dengan menggunakan fungsi kernel ini adalah fungsi jarak *Gaussian* (*Gaussian Distance Function*). Fungsi pembobotnya dapat ditulis sebagai berikut :

$$\text{Gauss : } w_j(u_i, v_i) = \phi(d_{ij} / \sigma h) \tag{7}$$

Dimana ϕ adalah densitas normal standar dan σ menunjukkan simpangan baku dari vektor jarak d_{ij} . Dengan $d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}$ adalah jarak *eucliden* antara lokasi (u_i, v_i) ke lokasi (u_j, v_j) dan h adalah parameter non negatif yang diketahui dan biasanya disebut parameter penghalus (*bandwidth*).

Ada beberapa metode yang digunakan untuk memilih *bandwidth* optimum, salah satu diantaranya adalah metode *Cross Validation* (CV) yang secara matematis didefinisikan sebagai berikut:

$$CV = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{\neq i}(h))^2 \tag{9}$$

dengan dengan $\hat{y}_{\neq i}(h)$ adalah nilai penaksir y_i dimana pengamatan di lokasi (u_i, v_i) dihilangkan dari proses estimasi. Untuk mendapatkan nilai *bandwidth* (h) yang optimal maka diperoleh dari h yang menghasilkan nilai CV yang minimum.

2.3.3 Ujian Kesesuaian Model (*Goodness of Fit*)

Pengujian ini dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = \beta_k, k = 1, 2, \dots, p$ (tidak ada perbedaan yang signifikan antara model regresi global dengan GWR)

H_1 : Paling sedikit ada satu $\beta_k(u_i, v_i)$ yang berhubungan dengan lokasi (u_i, v_i) (ada perbedaan yang signifikan antara model regresi global dan GWR).

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$F^* = \frac{SSE(H_0) / df_1}{SSE(H_1) / df_2} \tag{10}$$

dengan:

$$SSE(H_0) = \mathbf{Y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{H}) \mathbf{Y} \text{ dimana } \mathbf{H} = \mathbf{X}(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T$$

$$df_1 = n - p - 1$$

$$SSE(H_1) = \mathbf{Y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{S})^T (\mathbf{I} - \mathbf{S}) \mathbf{Y}$$

$$df_2 = (n - 2tr(\mathbf{S}) + tr(\mathbf{S}^T \mathbf{S}))$$

Sadalah matriks proyeksi dari model GWR, yaitu matriks yang memproyeksikan nilai y menjadi \hat{y} pada lokasi (u_i, v_i) .

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} x_1^T [\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_1, v_1) \mathbf{X}]^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_1, v_1) \\ x_{21}^T [\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_2, v_2) \mathbf{X}]^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_2, v_2) \\ \vdots \\ x_n^T [\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_n, v_n) \mathbf{X}]^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_n, v_n) \end{bmatrix}$$

adalah matriks $n \times n$ dan \mathbf{I} adalah matrik identitas ordo n .

Jika F^* lebih besar dari F_{tabel} maka dapat diambil keputusan tolak H_0 , dengan kata lain model GWR mempunyai *goodness of fit* yang lebih baik daripada model regresi global. F^* akan mengikuti distribusi F dengan derajat bebas df_1 dan df_2 . Jika diberikan tingkat signifikansi sebesar α , maka diambil keputusan dengan menolak H_0 jika nilai $F^* > F_{\alpha; df_1, df_2}$.

3. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Metodologi Pengumpulan Data

Data yang digunakan adalah data sekunder, yaitu Data Rumah Tangga Sasaran (RTS) hasil Pendataan Program Perlindungan Sosial (PPLS) 2008 dan Data Potensi Desa (PODES) 2008 Kabupaten Wonosobo. Unit observasi dalam penelitian ini adalah 15 kecamatan di Kabupaten Wonosobo dengan 6 variabel.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel respon dalam penelitian ini adalah persentase rumah tangga miskin per kecamatan hasil PPLS 2008. Variabel prediktor yang digunakan adalah variabel ketertinggalan kecamatan berdasarkan data PODES 2008. Variabel respon (Y) dan variabel prediktor (X) adalah sebagai berikut:

Y : Persentase rumah tangga miskin per kecamatan

X_1 : Persentase banyaknya keluarga yang tinggal dibantaran sungai

X_2 : Persentase banyaknya keluarga yang memiliki permukiman kumuh

X_3 : Persentase banyaknya keluarga penderita gizi buruk

X_4 : Persentase banyaknya keluarga yang memiliki lahan pertanian

X_5 : Persentase banyaknya keluarga buruh tani

X_6 : Persentase banyaknya keluarga yang menggunakan kayu sebagai bahan bakar

Variabel spasial (u_i, v_i) titik koordinat letak masing-masing Kota/Kabupaten.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Deskripsi Data

Kabupaten Wonosobo merupakan salah satu Kabupaten di Jawa Tengah dengan persentase penduduk miskin terbesar kedua setelah Kabupaten Kebumen tahun 2008. Persentase

penduduk miskin di Kabupaten Wonosobo mencapai 27,72%, sedangkan untuk Kabupaten Kebumen adalah 27,87%.

Tabel 2. Deskripsi Data Penelitian

Variabel	Minimal	Maximal	Rata-rata	Standar deviasi
Y	17.394935	38.647109	26.892648	6.586252
x1	0.000000	2.269591	0.437436	0.626974
x2	0.000000	1.691221	0.135468	0.434623
x3	3.510351	9.900990	6.666667	1.776710
x4	3.169479	17.380778	6.666667	3.568144
x5	13.588110	56.038017	31.101508	13.056023
x6	0,109033	21,810617	6,870432	7,136666

4.2 Model Regresi Global

Model regresi terbaik dibentuk menggunakan *best subset model*. Metode ini mempertimbangkan nilai R^2 (koefisien determinasi), $R^2 - adj$, statistik Cp dan nilai standar errornya (s) dengan memasukkan satu persatu variabel prediktor kedalam model sehingga dapat dipilih model terbaik. Didapat bahwa model terbaik adalah model regresi dengan memasukkan tiga variabel prediktor X_2, X_3, X_4 , dengan nilai R^2 sebesar 58.1%, nilai $R^2 - adj$ sebesar 46.6%, nilai s sebesar 4.8114 serta nilai statistik Cp yaitu 3.1. Model regresi terbaik yang terbentuk adalah:

$$\hat{Y} = 19.9 + 7.26X_2 + 2.12X_3 - 1.22X_4$$

4.2.1 Pengujian Model Regresi

4.2.1.1 Uji Kesesuaian Model

Dilakukan uji kesesuaian model untuk mengetahui apakah model tersebut dapat mewakili kondisi sebenarnya atau tidak menggunakan nilai F dengan hipotesis:

$$H_0 : \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = 0$$

$$H_1 : \text{Paling sedikit ada satu } \beta_k \neq 0, k = 2, 3, 4$$

Tabel 3. Output Analisis Regresi

Regression Analysis: y versus x2; x3; x4						
The regression equation is						
y = 19,9 + 7,26 x2 + 2,12 x3 - 1,22 x4						
Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF	
Constant	19,853	5,068	3,92	0,002		
x2	7,265	3,135	2,32	0,041	1,1	
x3	2,1245	0,7651	2,78	0,018	1,1	
x4	-1,2162	0,4023	-3,02	0,012	1,2	
S = 4,81138 R-Sq = 58,1% R-Sq(adj) = 46,6%						
Analysis of Variance						
Source	DF	SS	MS	F	P	
Regression	3	352,66	117,55	5,08	0,019	
Residual Error	11	254,64	23,15			
Total	14	607,30				
Durbin-Watson statistic = 1,42454 P_value = 0.0694						

Berdasarkan Tabel 3, dapat diperoleh informasi bahwa F-hitung adalah 5.08 dengan $P_value = 0.019 < \alpha(0.05)$. Maka dapat disimpulkan bahwa model regresi sesuai untuk

menggambarkan hubungan antara variabel respon dengan variabel prediktor dengan tingkat kesesuaian sebesar 58.1%.

4.2.1.2 Uji Parameter Model

Untuk mengetahui variabel mana saja yang secara statistik signifikan mempengaruhi variabel respon, dilakukan pengujian signifikansi parameter secara parsial, dengan hipotesis:

$$H_0 : \beta_k = 0$$

$$H_1 : \beta_k \neq 0, \text{ dengan } k = 2, 3, 4$$

Dari Lampiran 1 hasilnya dapat dilihat dari Tabel berikut:

Tabel 4. Uji Parameter Model

Prediktor	Koefisien	T	P-value	Kesimpulan
<i>Intercept</i>	19.9	3.92	0.004	Signifikan
X_2	7.26	2.32	0.041	Signifikan
X_3	2.12	2.78	0.018	Signifikan
X_4	-1.22	-3.02	0.012	Signifikan
S = 4.8191 R-Sq = 61.8% R-Sq(adj) = 46.5%				

4.2.2 Pengujian Asumsi-asumsi Regresi

Uji asumsi model dilakukan untuk menjawab sah atau tidaknya suatu model regresi yang akan dipakai sebagai model penjelas bagi pengaruh antar variabel. Beberapa asumsi yang dibutuhkan dalam model regresi diantaranya asumsi normalitas, varians homogen (identik), multikolinieritas dan tidak ada autokorelasi antar error (independensi). Setelah dilakukan pengujian, semua asumsi terpenuhi.

4.3 Model GWR

Tahap awal pembentukan model GWR adalah menghitung *bandwidth* yang optimum dengan menggunakan metode *Cross Validation* (CV) seperti pada persamaan (9). Proses untuk mendapatkan *bandwidth* yang meminimumkan nilai CV bisa dilakukan dengan menggunakan teknik *Golden Section Search*^[1].

Nilai *bandwidth* digunakan untuk membentuk matriks pembobot untuk setiap daerah. Kemudian menghitung pembobot dengan fungsi pembobot Gauss dengan menggunakan persamaan (7). Nilai *bandwidth* nya adalah 19.9999 dan nilai CV nya adalah 10.8900, maka matriks pembobot yang dibentuk dengan fungsi pembobot Gauss di lokasi (u_1, v_1) adalah:

$$\begin{aligned} \mathbf{W}(u_1, v_1) &= \text{diag}(w_1(u_1, v_1), w_2(u_1, v_1), \dots, w_{19}(u_1, v_1)) \\ &= \text{diag}(0,39894 \quad 0,39587 \quad 0,39476 \quad 0,39630 \quad 0,39782 \\ &\quad 0,39526 \quad 0,39622 \quad 0,39365 \quad 0,39271 \quad 0,39142 \\ &\quad 0,39091 \quad 0,39312 \quad 0,39230 \quad 0,39237 \quad 0,39190) \end{aligned}$$

4.3.1 Estimasi Parameter Model GWR dengan Pembobot Gaussian

Untuk mengestimasi nilai parameter model GWR dapat menggunakan Software Matlab. Hasil estimasi dapat dilihat dalam bentuk Tabel nilai estimasi pada Tabel 5.

Pada Tabel 5 terlihat bahwa variabel persentase banyaknya keluarga yang memiliki permukiman kumuh mempunyai nilai koefisien positif, hal ini menunjukkan bahwa semakin banyaknya keluarga yang bertempat tinggal di permukiman kumuh maka akan meningkatkan persentase rumah tangga miskin. Demikian juga untuk variabel persentase banyaknya keluarga penderita gizi buruk. Sebaliknya, pada variabel persentase banyaknya keluarga yang memiliki lahan pertanian semua daerah memiliki nilai koefisien negatif yang berarti bahwa semakin

bertambahnya keluarga yang memiliki lahan pertanian maka tidak akan mempengaruhi peningkatan jumlah penduduk miskin. Namun hal ini tidak berlaku secara kontinyu karena tidak selamanya kemiskinan dipengaruhi oleh variabel-variabel diatas.

Tabel 5. Nilai estimasi parameter model GWR

Kecamatan	Beta			
	Konstanta	Z2	Z3	Z4
Wadaslintang	26.8793	3.1607	3.7725	-4.3348
Kepil	26.8952	3.1578	3.7774	-4.3427
Sapuran	26.8960	3.1579	3.7777	-4.3439
Kalibawang	26.8882	3.1596	3.7759	-4.3407
Kaliwiro	26.8787	3.1612	3.7727	-4.3360
Leksono	26.8785	3.1613	3.7720	-4.3366
Sukoharjo	26.8763	3.1613	3.7706	-4.3343
Selomerto	26.8825	3.1610	3.7739	-4.3396
Kalikajar	26.8983	3.1575	3.7781	-4.3455
Kertek	26.8991	3.1574	3.7781	-4.3462
Wonosobo	26.8913	3.1589	3.7752	-4.3430
Watumalang	26.8847	3.1594	3.7720	-4.3379
Mojotengah	26.8950	3.1575	3.7752	-4.3427
Garung	26.8967	3.1571	3.7756	-4.3432
Kejajar	26.8983	3.1567	3.7758	-4.3435

4.3.2 Pengujian Kesesuaian Model GWR

Langkah selanjutnya adalah melihat ada tidaknya perbedaan yang signifikan antara model GWR dan regresi global, atau bisa dikatakan menguji signifikansi faktor geografis pada data persentase rumah tangga miskin di Kabupaten Wonosobo.

Bentuk hipotesisnya adalah:

$H_0 : \beta_k(u_1, v_1) = \beta_k(u_2, v_2) = \dots = \beta_k(u_{15}, v_{15}) = \beta_k$ (tidak ada perbedaan yang signifikan antara model regresi global dan GWR)

H_1 : Paling sedikit ada satu $\beta_k(u_i, v_i) \neq \beta_k$. $i = 1, 2, \dots, 15$ (ada perbedaan yang signifikan antara model regresi global dan GWR)

Pengujian kesesuaian model ini dilakukan dengan menggunakan uji F. Statistik uji yang digunakan adalah statistik uji F yang dikembangkan oleh Leung^[6] seperti pada persamaan (10), diperoleh sebagai berikut:

Tabel 6. Uji Kesesuaian Model GWR

Source	SS	Df	F	P
Improvement	1.0749	0.0219	2.1228	0.1446
GWR	253.5684	10.9781		
Regresi	254.6433	11.0000		

Tabel 6 menunjukkan bahwa $Pvalue = 0.1446 > \alpha = 0.05$, maka dapat diambil keputusan dengan menerima H_0 . Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa tidak ada perbedaan signifikan antara model regresi global dengan model GWR pada data persentase keluarga miskin di Kabupaten Wonosobo. Dengan kata lain, faktor geografis tidak berpengaruh secara signifikan terhadap persentase keluarga miskin di Kabupaten Wonosobo.

4.3.2 Perbandingan Model Regresi Global dengan Model GWR

Sebagai dasar dalam pemilihan model mana yang paling cocok digunakan pada kasus data persentase keluarga miskin di Kabupaten Wonosobo, salah satu cara yang dapat dilakukan adalah dengan melihat nilai koefisien determinasi R^2 serta besar nilai jumlah kuadrat errornya. Suatu model dikatakan lebih baik dari model lain jika memiliki R^2 lebih besar dan nilai jumlah kuadrat errornya yang kecil.

Tabel 7. Perbandingan Model Regresi Global dengan Model GWR

Model	R^2	SSE	AIC
Regresi Global	58.07%	23.1494	101.7120
GWR	58.25%	23.0977	101.7056

Dari Tabel 7 dapat dilihat bahwa model GWR merupakan model yang lebih baik digunakan dalam pemodelan data persentase keluarga miskin di Kabupaten Wonosobo. Model ini mampu menerangkan keragaman tingkat kemiskinan (Y) sebesar 58.25% dengan nilai jumlah kuadrat errornya 23.0977 dan nilai AIC nya 101.7056.

Namun demikian, ternyata model GWR hanya sedikit menaikkan nilai R^2 , yaitu hanya 0.18%. Kecilnya kenaikan nilai ini karena faktor geografis tidak signifikan mempengaruhi model persentase kemiskinan. Walaupun model GWR mempunyai R^2 yang lebih tinggi tetapi nilai jumlah kuadrat eror dan nilai AIC juga tinggi. Dengan menggunakan prinsip *parsimony*, maka model yang cocok digunakan dalam pemodelan persentase keluarga miskin di Kabupaten Wonosobo adalah model regresi global, yang mampu menerangkan keragaman tingkat kemiskinan (Y) sebesar 58.07% dengan nilai jumlah kuadrat errornya 23.1494 dan nilai AIC 101.7120.

5. KESIMPULAN

Setelah dilakukan pengujian kesesuaian model antara model regresi global dengan model GWR, ternyata tidak ada pengaruh faktor geografis. Jadi model yang cocok digunakan untuk persentase rumah tangga miskin di Kabupaten Wonosobo adalah Model Regresi Global. Faktor-faktor yang signifikan mempengaruhi tingkat kemiskinan di Kabupaten Wonosobo adalah Persentase banyaknya keluarga yang memiliki permukiman kumuh, Persentase banyaknya keluarga penderita gizi buruk, dan Persentase banyaknya keluarga yang memiliki lahan pertanian

6. DAFTAR PUSTAKA

- 1) Fotheringham, A.S. Brundson, C. dan Charlton, M. 2002. *Geographically Weighted Regression*. John Wiley and Sons, Chichester, UK.
- 2) Draper, N. and Smith, H. 1992. *Analisis Regresi Terapan*. PT. Gramedia Pustaka Utama. Jakarta.
- 3) Gujarati, D. 1999. *Ekonometrika Dasar*. Erlangga. Jakarta.
- 4) Astutik, S, N.W. Ni Wayan, dan Kurniawan D. 2007. *Penggunaan Geographically Weighted Regression Pada Data yang Mengandung Heterokedastisitas Spasial*. Universitas Brawijaya. Malang.
- 5) Chasco, C. Garcia, I. and Vicens, J. 2007. *Modelling Spatial Variations in Household Disposibel Income with Geographically Weighted Regression*. Munice Personal RePec Arkhive (MPRA) Working Paper No. 1682
- 6) Leung, Y. 2000. *Statistical Tests for Spatial Non-Stationarity Based on the Geographically Weighted Regression Model*. Department of Geography and The Centre for Environmental Studies The Chinese University of Hong Kong, Shatin, Hong Kong.